

ANÁLISIS DE MODELOS ESTADÍSTICOS EN BALONCESTO

LA CIENCIA DE DATOS EN EL BALONCESTO Y EL ERROR
QUE COMETEMOS



SERGIO COLADO GARCÍA | FEBRERO de 2026 | www.sergiocolado.com

INTRODUCCIÓN

El baloncesto moderno vive una escena curiosa que se repite en vestuarios, despachos y redes sociales. Alguien abre una tabla de estadísticas, señala una cifra con el dedo y pronuncia la sentencia como si estuviera leyendo la presión arterial de un paciente. Aquí está la verdad, dicen, aquí está el rendimiento, aquí está lo que vale este jugador. Luego otro responde con otra tabla, otra web, otro proveedor, otro número distinto con el mismo nombre y la verdad cambia de forma como slime deslizándose en la mano.

Lo que debería ser un lenguaje común se convierte en una torre de Babel y lo más inquietante es que, a menudo, ni siquiera estamos discutiendo de interpretación, sino de algo más básico. Estamos discutiendo de si el dato existe como tal.

Si una fuente es débil, el cálculo es frágil. Si el cálculo es frágil, la decisión es un acto de fe con traje de Excel. La ciencia de datos aplicada al baloncesto tiene logros reales y también tiene un pecado original que contamina muchas métricas desde el nacimiento. Se ha llamado datos a lo que con frecuencia son opiniones estandarizadas. Se ha llamado objetividad a lo que en ocasiones es criterio humano disfrazado de oficialidad. Y se ha llamado evaluación individual a lo que, muchas veces, solo mide el acierto gracias a otros a los que no se mide justamente.

El objetivo de este informe es doble. Primero, explicar con rigor y sin humo por qué hay métricas que cambian según quién las calcule, por qué la fiabilidad de muchas fuentes manuales es discutible, por qué incluso las estadísticas tradicionales llevan incorporada una dosis de subjetividad no reconocida, y por qué buena parte de las cifras que se venden como conocimiento describen mal el juego y, peor aún, al jugador según su rol. Segundo, proponer un marco ideal de análisis desde cero, que sea contrastable, que sea reproducible, que sea útil para entrenar y para decidir y que tenga en cuenta algo que la estadística de salón suele ignorar, que el baloncesto es un fenómeno colectivo, situado, espacial y temporal, y que el rendimiento individual solo tiene sentido dentro de una función y un contexto.

A partir de aquí conviene hacer una reflexión clave: una métrica no es buena porque sea sofisticada, una métrica es buena si mide lo que dice medir, si lo hace de manera consistente, si separa en lo posible decisión y azar, si es sensible al rol y si se puede auditar. Cuando cualquiera de estas condiciones falla, el número empieza a parecerse menos a ciencia y más a justificación.

EL DATO NO ES EL JUEGO, ES UNA TRADUCCIÓN DEL JUEGO

El dato no es el juego, es una traducción del juego

El juego sucede en continuo. Diez individuos se desplazan en el espacio, el balón cambia de manos, el tiempo condiciona decisiones, las defensas modifican ángulos y cada posesión constituye un sistema dinámico con equilibrios inestables. Sin embargo, los registros estadísticos tradicionales transforman ese continuo en eventos discretos, como si la realidad pudiera descomponerse sin pérdida en una secuencia de acciones etiquetables. Esta simplificación no es en sí problemática. Toda medición implica reducción. El problema emerge cuando se olvida el carácter reductivo del proceso y se actúa como si el conteo fuera equivalente al fenómeno.

En términos analíticos, el baloncesto no es una suma lineal de acciones independientes, sino una red de interacciones simultáneas. Un pase no es únicamente el desplazamiento del balón entre dos jugadores, sino una intervención que puede alterar la geometría defensiva, forzar una rotación o generar una ventaja posicional que se materializa varios segundos después. Un bloqueo no es solo contacto físico reglamentado, sino un mecanismo de reorganización espacial. Sin embargo, el registro tradicional tiende a capturar el desenlace visible, no la secuencia causal que lo hace posible. Se contabiliza el tiro convertido, pero no la calidad de la ventaja creada previamente. Se registra la asistencia, pero no la cadena de decisiones que abrió el espacio. En ese tránsito de proceso a evento se produce una traducción.

Una canasta es, en términos generales, un evento objetivable. El balón atraviesa el aro o no lo hace. Determinados rebotes pueden asignarse siguiendo reglas relativamente claras, aunque incluso ahí existen márgenes interpretativos en situaciones de contacto múltiple. No obstante, cuando se analizan categorías como asistencia, tapón, robo o pérdida, el componente de juicio se vuelve más evidente. La definición reglamentaria de asistencia, por ejemplo, establece que se trata de un pase intencional que conduce directamente a una canasta. El adverbio directamente introduce un criterio interpretativo. La decisión de si la acción del receptor fue lo suficientemente inmediata o autónoma para romper la relación causal con el pase depende del juicio del anotador. El dato, por tanto, no es una medición puramente mecánica, sino una medición mediada.

Esta mediación tiene implicaciones metodológicas relevantes. Si un mismo evento admite más de una clasificación plausible, el registro deja de ser estrictamente factual y pasa a ser una representación interpretada del hecho. En contextos de anotación manual, sometidos a presión temporal y a variabilidad formativa entre competiciones, la consistencia interobservador puede verse comprometida. La cuestión no es atribuir intencionalidad al sesgo, sino reconocer que el margen de discrecionalidad introduce variación adicional en la medición.

El box score, entendido como resumen oficial de eventos, cumple una función descriptiva clara, pero su estructura limita el tipo de realidad que puede capturar. Registra que algo ocurrió, no cómo ni en qué condiciones ocurrió. Desde el punto de vista epistemológico, esto significa que el dato estadístico no es el juego, sino una codificación parcial del mismo.

Todo sistema de codificación tiene un vocabulario y, por definición, aquello que no puede nombrarse no puede registrarse. En el caso del baloncesto, buena parte de las dinámicas espaciales, de las ventajas generadas sin balón o de las decisiones defensivas preventivas quedan fuera del marco del conteo tradicional.

Real Madrid 88																								
		REB										TAP						FP						
D	Nombre	Min	P	T2	T2 %	T3	T3 %	T1	T1 %	T	D+O	A	BR	BP	C	F	C	M	F	C	+/-	V		
*1	F. Causeur	29:26	19	3/5	60%	3/8	38%	4/5	80%	6	4+2	0	1	1	4	2	1	0	4	7	15	21		
2	J. Núñez	04:52	0	0/0	0%	0/1	0%	0/0	0%	1	1+0	0	0	1	0	0	1	0	2	0	-7	-4		
*4	T. Heurtel	22:02	12	0/1	0%	4/5	80%	0/0	0%	2	1+1	9	2	2	0	0	0	0	0	1	7	22		
5	R. Fernández	07:23	0	0/0	0%	0/2	0%	0/0	0%	0	0+0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	-10	-1		
*6	A. Abalde	25:30	15	4/6	67%	2/4	50%	1/1	100%	2	1+1	1	0	0	2	0	0	1	1	2	18	15		
8	A. Hanga	15:04	2	0/0	0%	0/1	0%	2/2	100%	1	0+1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	-11	2		
11	T. Vukcevic	04:08	0	0/0	0%	0/2	0%	0/2	0%	0	0+0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	-10	-4		
17	V. Poirier	19:15	11	3/3	100%	0/0	0%	5/7	71%	4	2+2	2	1	2	0	0	0	0	3	5	-13	16		
*22	W. Tavares	19:15	10	4/5	80%	0/0	0%	2/2	100%	11	9+2	0	0	5	0	1	0	4	4	1	14	13		
23	S. Llull	17:13	9	1/3	33%	2/5	40%	1/1	100%	2	2+0	5	0	2	0	0	0	0	0	2	-1	11		
*28	G. Yabusele	35:52	10	1/5	20%	2/5	40%	2/2	100%	2	1+1	4	1	1	0	0	1	0	0	5	13	13		
30	E. Ndiaye																							
	Equipo									2	1+1		0	0					0	0		2		
Total		200:00	88	16/28	57%	13/33	39%	17/22	77%	33	22+11	21	6	14	6	3	4	5	15	25	15	106		
E	Pablo Laso																							
5f																								

Ejemplo de Box-Score de la web acb.com. Recuperado de <https://www.acb.com/partido/estadisticas/id/102997>

Los intentos de estandarización mediante manuales técnicos responden precisamente al reconocimiento de este problema. La existencia de directrices detalladas para reducir ambigüedades en la asignación de determinadas categorías refleja que la interpretación no es residual, sino estructural. En investigación aplicada, la fiabilidad de una medida depende tanto de la claridad de la definición como de la consistencia con la que se aplica.

Cuando la definición incorpora criterios cualitativos y la aplicación depende del juicio humano, la estimación del error de medida se vuelve un componente necesario del análisis.

La implicación central es que la estadística tradicional en baloncesto debe entenderse como una traducción operativa del juego, no como su reproducción exacta. Esta distinción no invalida su utilidad, pero sí condiciona su uso. Un modelo construido sobre datos interpretados hereda las propiedades de esa interpretación. La sofisticación matemática no elimina las limitaciones del dato de origen, sino que las integra en una estructura formal. Por ello, cualquier aproximación rigurosa al análisis estadístico del rendimiento debe comenzar por examinar el proceso de producción del dato antes de extraer conclusiones sobre el fenómeno que pretende representar.

Reconocer que el dato es una traducción no implica relativismo, sino precisión conceptual. Implica aceptar que toda medición conlleva supuestos, que esos supuestos deben hacerse explícitos y que el análisis debe incorporar la posibilidad de error. Solo desde esa premisa puede construirse una ciencia de datos que aspire a describir el baloncesto con mayor fidelidad metodológica y no únicamente con mayor sofisticación técnica.

El box score

El box score es el resumen estadístico oficial de un partido de baloncesto. Es el documento donde se registran, de forma estructurada y estandarizada, los eventos básicos ocurridos durante el encuentro para cada jugador y cada equipo.

Su función no es interpretar el juego, sino contabilizar acciones discretas que pueden asignarse a un jugador o al equipo según reglas reglamentarias.

Desde el punto de vista metodológico, el box score es un registro de eventos discretos. Cada estadística corresponde a una acción observable que cumple una definición reglamentaria previa. No registra procesos continuos, ni posicionamiento ni calidad contextual de la acción, sino que registra que algo ocurrió, no cómo ocurrió.

El box score traduce un sistema dinámico complejo en una lista de conteos individuales. Esa traducción implica simplificación. Algunas acciones son relativamente objetivas, como puntos o tiros anotados. Otras dependen de interpretación, como asistencias o ciertas pérdidas. Por tanto, el box score es una herramienta de registro reglamentado, no una herramienta de explicación del juego.

SESGO DEL ANOTADOR Y EL ESPEJISMO DEL DATO OFICIAL

Durante años se ha repetido que, al ser oficiales, las estadísticas son fiables. El adjetivo oficial funciona como un sedante, pero la fiabilidad no es un criterio de integridad metodológica del dato, sino una propiedad técnica del proceso de medición. Lo oficial garantiza legitimidad administrativa, no garantiza precisión ni ausencia de sesgo.

En términos metodológicos conviene separar fiabilidad y validez, ya que una medida puede ser estable y, aun así, no medir el constructo pretendido, o puede medirlo de forma plausible pero con una variabilidad inaceptable entre observaciones (Drost, 2011).

Existe investigación que ha intentado cuantificar precisamente esto. Uno de los trabajos más citados en este terreno analiza cómo los anotadores pueden ser más generosos o más estrictos según el pabellón y cómo ese efecto se concentra en las estadísticas más subjetivas, como asistencias y tapones (Van Bommel & Bornn; 2017). Los autores construyen modelos para estimar y corregir la influencia del anotador, y lo hacen, además, utilizando datos de tracking óptico para enriquecer la predicción de si un pase termina siendo registrado como asistencia. El mensaje implícito es demoledor. El acto de registrar no es neutro, y puede ser lo bastante variable como para justificar un ajuste estadístico.

Este tipo de trabajos son importantes por dos razones. La primera es evidente. Si existe sesgo sistemático, comparar jugadores sin corregirlo es comparar con una balanza que pesa distinto en cada ciudad. La segunda es más profunda. Si necesitas un modelo para corregir el registro, entonces el registro no es el suelo firme sobre el que edificas el análisis. Es una capa más, con su propio error, que debe modelarse como tal.

A veces se cita también el hecho de que los equipos contratan a los anotadores en casa, lo cual, aunque tenga protocolos de supervisión, introduce una tensión evidente entre neutralidad y pertenencia. En el mismo marco de investigación se menciona que, según relatos de ex anotadores, existe una discreción amplia precisamente en categorías como asistencias y tapones. Más allá del valor anecdótico, la idea coincide con lo que muestran los modelos cuantitativos. Donde hay discreción, hay variación y donde hay variación, hay sesgo potencial.

Conviene subrayar un matiz clave. Sesgo no implica necesariamente mala fe, sino que sesgo puede ser simplemente estilo, cultura, aprendizaje local o interpretación de directrices ambiguas. Desde la perspectiva de ciencia de datos, da igual si el sesgo es intencional o no. Si afecta al resultado, debe medirse, informarse y corregirse cuando sea posible.

Entonces, una implicación práctica aparece enseguida. Si tomas datos a mano y luego calculas métricas avanzadas con ellos, lo avanzado no purifica lo dudoso, lo amplifica. Es como construir un rascacielos sobre un terreno mal compactado. No importa cuántos sensores tenga el ascensor, el problema está en los cimientos.

Qué es el tracking

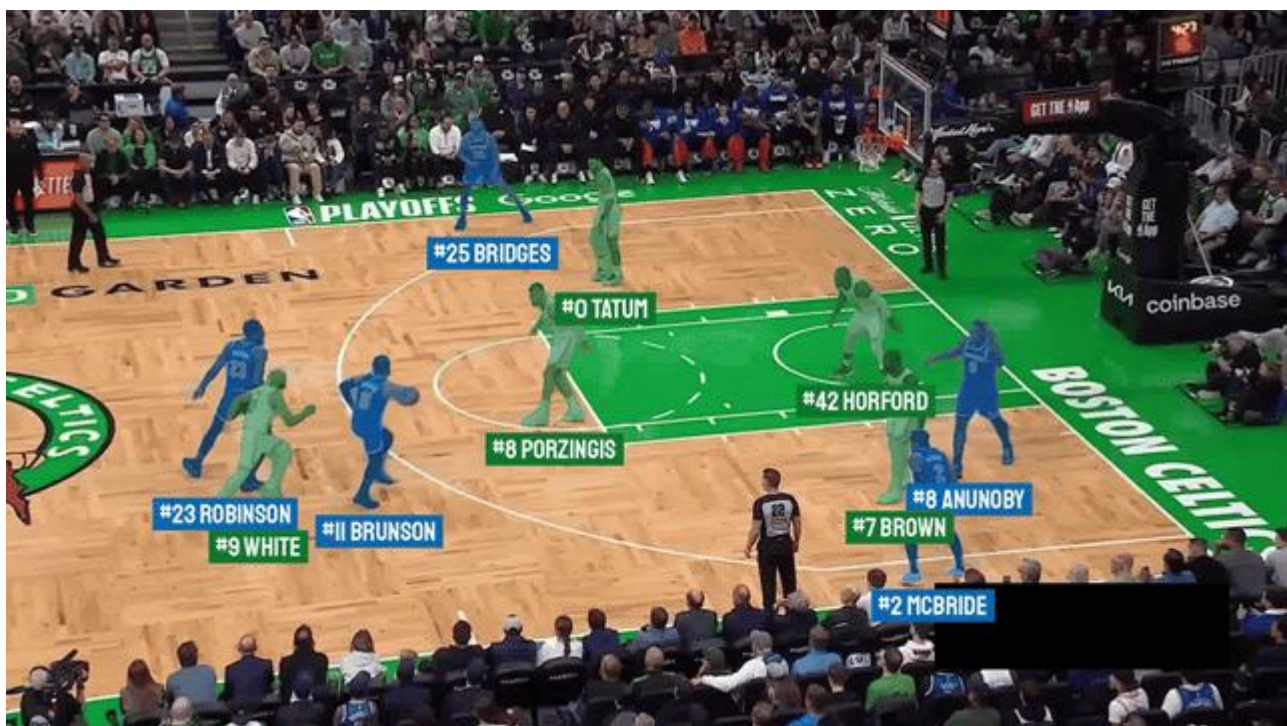
El tracking es, en esencia, el intento de dejar de contar lo que pasó al final y empezar a registrar lo que está pasando en cada instante.

En el baloncesto tradicional, los datos nacen de eventos, como tiro, rebote, asistencia, pérdida. Son etiquetas que alguien asigna cuando algo visible termina. El tracking, en cambio, no espera al final de la acción, sino que registra el movimiento continuo de los jugadores y del balón en el espacio y en el tiempo.

Eso significa que en lugar de saber solo que hubo un triple anotado, sabemos dónde estaban los diez jugadores en cada fracción de segundo, a qué velocidad se movían, qué distancia los separaba, qué ángulo tenía el defensor, cuánto tiempo estuvo el balón en manos del tirador y cuánto espacio se generó antes del lanzamiento.

El mecanismo básico consiste en un conjunto de cámaras instaladas en la parte superior del pabellón, con captura de datos alrededor de 25 veces por segundo, identificación automática de cada jugador y del balón, generación de coordenadas X e Y en cada instante y registro de velocidad, aceleración y trayectorias. El resultado no es una estadística aislada, sino una nube de datos espaciotemporales. Cada segundo de partido se convierte en información matemática.

El tracking reduce la dependencia del juicio humano en ciertas variables. No elimina toda interpretación, pero transforma el tipo de dato, pasando de evento discreto etiquetado a proceso continuo medido. Eso acerca el análisis a un estándar más fuerte de fiabilidad, porque la posición en el espacio no depende de que alguien decida si fue asistencia o no, sino que es una coordenada.

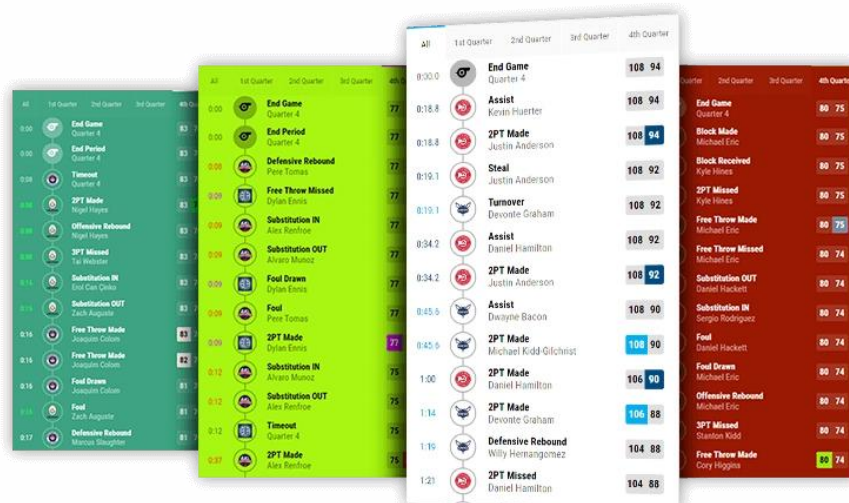


POR QUÉ LAS MÉTRICAS CAMBIAN SEGÚN LA FUENTE, AUNQUE TENGAN EL MISMO NOMBRE

No es infrecuente que dos plataformas presenten una estadística con la misma denominación y, sin embargo, arrojen valores distintos o, en ocasiones, coincidan en la cifra, pero partan de supuestos metodológicos diferentes. Esta situación no es anecdótica, sino que responde a causas estructurales relacionadas con la definición, la construcción y el propósito de la métrica.

Una primera fuente de divergencia es conceptual. Las definiciones operativas no siempre son equivalentes entre competiciones o proveedores. Si una liga establece criterios específicos para conceder una asistencia y otra introduce matices distintos en la interpretación de qué significa que el pase conduzca directamente a la canasta, el resultado numérico no es estrictamente comparable. Incluso dentro de una misma competición pueden producirse variaciones a lo largo del tiempo si cambian las directrices internas o la formación de los anotadores. En términos de análisis longitudinal, estas modificaciones pueden generar rupturas en la serie histórica que no obedecen a cambios reales en el rendimiento, sino a ajustes en la forma de registrar.

Una segunda fuente de diferencia se relaciona con la granularidad del dato. Algunos proveedores trabajan exclusivamente con *play-by-play* y *box score*, es decir, con eventos discretos ya codificados. Otros incorporan datos de tracking que permiten describir el juego como fenómeno espaciotemporal. Otros, además, estiman variables que no están registradas de manera explícita, como el grado de contestación del tiro, la proximidad del defensor o la calidad esperada de la posesión. En estos casos, la estadística deja de ser puramente observacional y pasa a ser inferida a través de un modelo. Este tránsito no invalida la métrica, pero cambia su naturaleza epistemológica. Ya no se trata solo de contar, sino de estimar. Y toda estimación depende de supuestos, parámetros y decisiones de modelado que deben ser explicitados para que la comparación tenga sentido.



Basketball play-by-play widgets de Broadage Sports



Una tercera causa de discrepancia es la normalización. Las métricas pueden expresarse por partido, por minuto, por posesión, por cien posesiones o ajustadas por ritmo de juego. Cada elección implica una unidad analítica distinta y, por tanto, una interpretación diferente del rendimiento. Además, el cálculo del número de posesiones no siempre es idéntico entre proveedores. Existen fórmulas alternativas para estimarlas, con ligeras variaciones en la forma de integrar tiros libres o pérdidas. Si el denominador cambia, el valor final también lo hace, aunque el numerador sea el mismo. Desde un punto de vista metodológico, comparar métricas sin verificar la unidad y el método de normalización equivale a comparar magnitudes expresadas en sistemas de medida distintos.

Una cuarta dimensión relevante es el tratamiento de los datos incompletos o erróneos. En sistemas de *tracking* óptico pueden producirse oclusiones, pérdidas de identificación o *frames* sin registro válido. Cada proveedor aplica criterios propios de filtrado, interpolación o suavizado. Del mismo modo, la detección automática de eventos puede depender de umbrales definidos de forma diferente. Un pase puede clasificarse como tal en función de la distancia recorrida por el balón o del tiempo de posesión posterior del receptor. Un tiro puede considerarse contestado si el defensor se encuentra dentro de un radio determinado, cuyo valor no es universal. Estas decisiones técnicas, acumuladas a lo largo de miles de acciones, alteran de forma apreciable el perfil estadístico resultante.

Finalmente, las métricas responden a propósitos distintos. Algunas se diseñan con intención predictiva, orientadas a estimar resultados futuros. Otras buscan explicar variación pasada. Otras describen estilo de juego o apoyan procesos de *scouting*. No se optimiza de la misma manera cuando el objetivo es maximizar capacidad predictiva que cuando se pretende interpretar mecanismos causales. Una métrica puede mostrar buen rendimiento fuera de muestra y, sin embargo, ofrecer escasa información sobre qué comportamientos concretos deben entrenarse. El problema surge cuando se presenta como universal una herramienta que fue concebida para un fin específico.

En este contexto, la reproducibilidad se convierte en un criterio técnico imprescindible y, al mismo tiempo, en un estándar normativo de integridad analítica. Una métrica cuyo procedimiento de cálculo no puede auditarse, cuyos supuestos no se explicitan o cuyos datos de origen no son accesibles, difícilmente puede considerarse evidencia sólida para la toma de decisiones de alto impacto. Puede servir como referencia preliminar o como punto de partida para la discusión, pero su uso en decisiones contractuales, rotacionales o estratégicas exige un marco más transparente y verificable.

Reconocer que las discrepancias entre fuentes no son caprichosas, sino consecuencia de elecciones metodológicas concretas, permite situar el debate en el lugar adecuado. No se trata de determinar qué plataforma “tiene razón”, sino de entender qué está midiendo cada una, bajo qué supuestos y con qué finalidad. Solo desde esa claridad puede construirse una comparación legítima y un uso responsable de las métricas en el análisis del rendimiento.

Play-by-play

El play-by-play es el registro secuencial detallado de todas las acciones relevantes que ocurren durante un partido de baloncesto. A diferencia del box score, que presenta un resumen agregado al finalizar el encuentro, el play-by-play documenta cada evento en el orden exacto en que sucede, incorporando información temporal como el minuto y segundo de juego, el periodo y, en muchos casos, la situación de marcador en ese instante.

Su función no es interpretar el juego ni valorar la calidad de las decisiones, sino consignar cronológicamente los eventos reglamentariamente definidos que se producen durante el partido. Cada anotación en el play-by-play corresponde a una acción concreta, como un tiro intentado, un tiro anotado, una falta señalada, una sustitución, una pérdida o un rebote, registrada con su contexto inmediato de tiempo y resultado.

Desde el punto de vista metodológico, el play-by-play es una base de datos de eventos discretos ordenados temporalmente. Cada fila representa una acción codificada según una definición previa, pero no incorpora de forma directa información espacial, ni describe el desarrollo interno de la jugada entre un evento y el siguiente. Registra cuándo ocurrió algo y cuál fue su efecto inmediato en el marcador o en la posesión, pero no cómo se construyó esa acción ni qué dinámicas espaciales la precedieron.

El play-by-play amplía el nivel de detalle respecto al box score al permitir reconstruir la secuencia de posesiones, calcular parciales, analizar tramos específicos del partido y estimar métricas por intervalo de tiempo o por combinación de jugadores en pista. Sin embargo, comparte con el box score una limitación estructural: ambos traducen un proceso continuo en una sucesión de eventos etiquetados. Entre una anotación y la siguiente pueden transcurrir varios segundos de interacción táctica que quedan invisibles para el registro.

En consecuencia, el play-by-play es una herramienta fundamental para el análisis temporal del rendimiento y para la construcción de métricas derivadas, pero sigue siendo un sistema de codificación de eventos, no una representación completa del fenómeno dinámico que constituye el juego.

EL SALTO REAL HACIA EL BALONCESTO MEDIBLE EN SERIO

Hasta aquí hemos hablado del universo de los eventos manuales, del *box score* y del *play-by-play* como sistemas de registro basados en acciones discretas. Son herramientas útiles, pero comparten una limitación estructural: capturan el desenlace visible, no el proceso continuo que lo genera. En la última década se ha producido, sin embargo, un cambio cualitativo que modifica de raíz el tipo de preguntas que pueden formularse. La implantación de sistemas de tracking óptico ha permitido registrar el baloncesto como fenómeno espacial y temporal, no solo como una secuencia de etiquetas reglamentarias.

En competiciones profesionales, particularmente en la NBA, se instalaron sistemas de cámaras en la parte superior de los pabellones capaces de identificar automáticamente a los jugadores y al balón y de registrar sus coordenadas varias veces por segundo. La frecuencia de captura descrita en documentación técnica ronda las veinticinco observaciones por segundo, lo que permite reconstruir trayectorias, velocidades y aceleraciones con un nivel de resolución suficiente para análisis tácticos y modelización estadística. El dato ya no es únicamente que hubo un tiro, sino dónde estaban los diez jugadores en cada instante previo al lanzamiento.

Este desplazamiento no es menor. Supone pasar de un sistema de conteo a un sistema de medición continua. Mientras el *box score* responde a la pregunta de qué ocurrió, el *tracking* permite aproximarse a cómo ocurrió y bajo qué configuración espacial. Se puede estimar cuánto tiempo retuvo el balón un jugador antes de decidir, qué distancia le separaba del defensor más cercano, cuántos metros recorrió un atacante en un corte previo al tiro o cómo se reorganizó la defensa tras un bloqueo directo. El análisis deja de estar anclado exclusivamente en el resultado final y comienza a incorporar el estado intermedio del juego.

Conviene, no obstante, evitar la tentación tecnocrática. El *tracking* no elimina la interpretación ni convierte el análisis en un ejercicio mecánico. Los datos brutos requieren limpieza, validación, tratamiento de oclusiones y decisiones sobre umbrales operativos. La asignación de responsabilidades defensivas o la identificación de ventajas creadas sigue implicando modelado y supuestos. La diferencia es que el objeto de análisis cambia de naturaleza. Se trabaja sobre trayectorias observadas y no únicamente sobre juicios codificados en tiempo real.

El avance real no consiste en disponer de más números, sino en poder formalizar procesos que antes solo podían describirse cualitativamente. Conceptos como *spacing*, gravedad, rotación defensiva o ventaja generada dejan de ser exclusivamente narrativos y pasan a ser susceptibles de aproximación cuantitativa. La calidad de una decisión puede evaluarse en función del contexto espacial en el que se toma y no solo por el resultado puntual que produce. Esto abre la puerta a modelos de valor esperado y a enfoques que distinguen entre proceso y desenlace, una distinción central en cualquier análisis que aspire a rigor.

En ese sentido, el *tracking* desplaza el eje de la discusión metodológica. Ya no se trata únicamente de si una asistencia fue bien concedida, sino de si la acción previa aumentó la probabilidad de generar un tiro eficiente dadas las posiciones y trayectorias observadas. Se puede empezar a aproximar la causalidad táctica, aunque sea de forma imperfecta, porque se dispone de información sobre estados intermedios del sistema y no solo sobre su resultado final.

Ahí reside el mayor aporte del *data science* aplicado al baloncesto cuando se utiliza con criterio. No es un escaparate de métricas sofisticadas ni un repertorio de índices de impacto. Es un marco para describir dinámicas complejas con mayor fidelidad y para separar dimensiones que el análisis tradicional tiende a confundir, la calidad de la decisión y la varianza inherente al resultado. En un deporte donde un buen tiro puede fallarse y un mal tiro puede entrar, esa separación no es un lujo analítico, sino una condición necesaria para evaluar con coherencia.



El salto hacia un baloncesto medible en serio no consiste en abandonar lo anterior, sino en integrar capas. El *box score* sigue siendo útil como registro reglamentario, el *play-by-play* como estructura temporal, pero el tracking añade la dimensión espacial que faltaba. A partir de ahí, la discusión ya no es si medir, sino cómo medir mejor y con qué cautelas. Porque disponer de más datos no garantiza mejores decisiones, pero sí permite formular preguntas que antes estaban fuera del alcance del análisis cuantitativo.

DECISIÓN Y AZAR, LA FRONTERA QUE LA ESTADÍSTICA CLÁSICA CONFUNDE

Un tirador ejecuta un triple completamente liberado desde una zona en la que históricamente convierte con alta eficiencia y el lanzamiento no entra. En la siguiente posesión, otro jugador lanza en suspensión con el defensor encima, fuera de ritmo y con escasa probabilidad teórica de éxito, y el balón termina dentro. Si la evaluación se limita al resultado final, el análisis premia la segunda acción y penaliza la primera. Desde un punto de vista estrictamente estadístico, ambas jugadas valen tres puntos o cero. Desde un punto de vista decisional, no son equivalentes. Este tipo de paradoja no es excepcional, es una consecuencia natural de la varianza inherente al juego y se hace especialmente visible cuando se trabaja con muestras pequeñas o cuando se confunde el proceso con su desenlace puntual.

La distinción entre decisión y azar es central en cualquier disciplina que pretenda evaluar rendimiento bajo incertidumbre. En el deporte, y particularmente en el baloncesto, cada acción se ejecuta bajo condiciones que influyen en su probabilidad de éxito, pero no determinan de forma absoluta su resultado. El acierto o el fallo en una posesión concreta contienen un componente aleatorio que no siempre refleja la calidad de la elección realizada. Cuando la estadística tradicional se apoya exclusivamente en el resultado observable, corre el riesgo de atribuir mérito o culpa a fenómenos que, en parte, dependen de la variabilidad.

La ciencia de datos aplicada al deporte ha incorporado como principio operativo la noción de valor esperado. En lugar de preguntarse únicamente qué ocurrió, plantea qué era razonable esperar que ocurriera dadas las condiciones observables en el momento de la decisión. Este cambio de foco desplaza el análisis desde el resultado hacia la probabilidad. Cuando esta lógica se combina con datos de tracking, se abre la posibilidad de modelar el estado del juego en tiempo real y de estimar la expectativa de puntos asociada a cada configuración espacial.

En esta línea se sitúan los modelos de valor esperado de posesión, que conciben la posesión como un proceso estocástico que evoluciona en el tiempo. A partir de la posición y trayectoria de los jugadores y del balón, estos enfoques estiman la expectativa de puntos en cada instante y permiten evaluar cuánto aumenta o disminuye dicha expectativa tras una acción concreta. La investigación desarrollada en este ámbito ha mostrado que es posible aproximar el valor esperado de una posesión mediante modelos multirresolución que integran información espacial y temporal (Cervone, D'Amour, Bornn, & Goldsberry, 2016).



El interés no reside en la complejidad matemática del modelo, sino en su orientación conceptual. Se trata de valorar la decisión en función del contexto en el que se adopta y no únicamente por el resultado que produce en ese instante.

En la práctica, este tipo de aproximaciones permite formular preguntas que el box score no está diseñado para responder. Por ejemplo, es posible estimar qué jugador incrementa sistemáticamente la expectativa de puntos al ocupar determinadas zonas del campo, aun cuando no finalice la jugada. También puede analizarse qué acciones transforman posesiones con baja probabilidad de éxito en situaciones con mayor expectativa, aunque no culminen en asistencia. Del mismo modo, en defensa puede estimarse qué posicionamientos reducen la expectativa ofensiva del rival, incluso si no generan un robo o un tapón.

Estos fenómenos forman parte del núcleo del rendimiento real en baloncesto, pero permanecen invisibles cuando el análisis se limita a eventos contables. Separar decisión y azar no implica eliminar la incertidumbre, sino reconocerla y modelarla. Evaluar desde el valor esperado permite aproximarse a la calidad del proceso, no solo al resultado observado. En un entorno donde la varianza es inevitable, esta distinción no es un refinamiento teórico, sino una condición necesaria para interpretar con mayor coherencia el rendimiento individual y colectivo.



EL ERROR CONCEPTUAL QUE LO ESTROPEA TODO CUANDO EVALUAMOS JUGADORES

Una parte significativa de las métricas utilizadas para evaluar jugadores parte de una lógica agregativa. Se contabilizan acciones individuales, como puntos, rebotes, asistencias o pérdidas, y posteriormente se combinan mediante ponderaciones que pretenden sintetizar el rendimiento en una cifra única. Este procedimiento puede resultar operativo, pero descansa sobre un supuesto discutible, que el baloncesto puede descomponerse en contribuciones aisladas cuya suma represente adecuadamente el valor del jugador. El problema es estructural. El baloncesto no es una colección de actos independientes, sino un sistema de interacciones simultáneas donde el efecto de una acción depende del contexto en el que se inserta.

El rendimiento individual no se produce en condiciones neutras. Está condicionado por la calidad de los compañeros, el nivel y estilo del rival, el esquema táctico, los emparejamientos defensivos, el ritmo de juego, el estado del marcador y otras variables situacionales. Evaluar sin considerar estas interdependencias equivale a atribuir al individuo fenómenos que, en realidad, emergen de la configuración colectiva. De ahí que hayan surgido métricas basadas en *plus-minus* que intentan estimar el impacto del jugador ajustando por los compañeros y rivales presentes en pista mediante modelos de regresión.

El *adjusted plus-minus* representa un avance en esa dirección al tratar de aislar el efecto marginal de cada jugador sobre el diferencial de puntos. Sin embargo, su aplicación enfrenta dificultades metodológicas conocidas. La alta colinealidad entre jugadores que comparten minutos con frecuencia dificulta la identificación precisa de efectos individuales. Para mitigar esta inestabilidad, se ha recurrido a técnicas de regularización como la *ridge regression*, cuyo uso se ha justificado por su capacidad para reducir la varianza de las estimaciones y mejorar la estabilidad predictiva fuera de muestra, especialmente en contextos de tamaño muestral limitado (Sill, 2010). Este tipo de regularización introduce un sesgo controlado a cambio de mayor robustez estadística.

Ahora bien, incluso en sus versiones regularizadas, los modelos de *plus-minus* ajustado no eliminan por completo las dependencias estructurales. Pueden seguir reflejando, en mayor o menor medida, la calidad del entorno en el que se desempeña el jugador y no siempre capturan adecuadamente efectos de complementariedad o sinergias específicas entre perfiles tácticos. En consecuencia, su interpretación requiere cautela. Son herramientas útiles para aproximar impacto agregado, pero no constituyen una medida definitiva ni exhaustiva del valor individual.

Además, aun en el supuesto de que la estimación del impacto sobre el marcador fuese estadísticamente sólida, subsiste un problema interpretativo relevante. El diferencial de puntos asociado a la presencia en pista indica cuánto varía el resultado colectivo, pero no identifica los mecanismos que producen esa variación. Desde una perspectiva aplicada al entrenamiento, esta limitación es significativa. Cuantificar impacto no equivale a explicar comportamiento. De hecho, diversas aproximaciones han señalado que las métricas basadas exclusivamente en regresión pueden describir efectos defensivos agregados sin descomponer las acciones específicas que los generan, lo que reduce su utilidad para el diseño de intervenciones técnicas.

Esta distinción conduce a una consideración metodológica fundamental. El objetivo del análisis no debería limitarse a establecer comparaciones ordinales entre jugadores, sino a identificar qué conductas aportan valor, bajo qué condiciones contextuales y con qué grado de reproducibilidad. Una métrica que solo ordena, pero no informa sobre los mecanismos subyacentes, puede resultar atractiva como herramienta comparativa, pero ofrece escasa guía para la mejora del rendimiento.

En este sentido, el *data science* aplicado al baloncesto alcanza su utilidad cuando trasciende la lógica del ranking y se orienta hacia la comprensión funcional. Evaluar no es únicamente asignar una puntuación, sino interpretar un sistema complejo de interacciones. Cuando el análisis se reduce a una cifra agregada sin contextualización ni explicación de procesos, el riesgo es convertir una herramienta potencialmente analítica en un simple instrumento de clasificación. Y la clasificación, por sí sola, difícilmente constituye conocimiento aplicable en entornos de alto rendimiento.

Métricas basadas en plus-minus y modelos de adjusted plus-minus

Las métricas basadas en *plus-minus* parten de un principio conceptual diferente al de las estadísticas tradicionales de *box score*. Mientras que estas últimas registran acciones individuales discretas, como tiros anotados o rebotes capturados, el *plus-minus* toma como referencia directa el resultado colectivo, es decir, la diferencia de puntos del equipo mientras un jugador se encuentra en pista.

El *plus-minus* simple se calcula como la diferencia entre los puntos anotados y los puntos concedidos por el equipo durante los minutos en que un jugador participa en el juego. Si durante ese intervalo el equipo obtiene un diferencial positivo, el jugador recibe un valor positivo, pero si el equipo es superado, el valor es negativo. Esta métrica no pretende describir qué acciones realizó el jugador, sino asociar su presencia con el rendimiento colectivo en términos de marcador.

Ejemplo de Plus-Minus simple

Supongamos que un jugador participa durante 20 minutos de un partido. En ese intervalo, su equipo anota 45 puntos y recibe 38.

El cálculo es directo: 45 menos 38 igual a +7.

El plus-minus del jugador es +7. Esto significa que, mientras estuvo en pista, su equipo obtuvo una ventaja de siete puntos. La métrica no distingue si el jugador anotó, defendió bien o simplemente coincidió con una buena racha colectiva. Solo refleja la diferencia en el marcador asociada a su presencia.

Sin embargo, el *plus-minus* simple presenta limitaciones metodológicas significativas. El valor obtenido depende de múltiples factores externos al rendimiento individual, como la calidad de los compañeros de equipo, la fortaleza de los rivales enfrentados, el contexto táctico o el momento del partido. Además, en muestras reducidas puede verse afectado por alta variabilidad. Estas limitaciones motivaron el desarrollo de modelos estadísticos más sofisticados conocidos como *adjusted plus-minus*.

El *adjusted plus-minus*, comúnmente abreviado como APM, introduce un enfoque de regresión estadística para estimar la contribución individual controlando por el contexto de compañeros y rivales en pista. El modelo considera cada tramo de juego como una observación en la que la diferencia de puntos se explica como función de los jugadores presentes.

A través de técnicas de regresión lineal, se intenta estimar el efecto individual de cada jugador sobre el diferencial de puntos, descontando la influencia simultánea de los demás participantes.

Ejemplo de Adjusted Plus-Minus (APM)

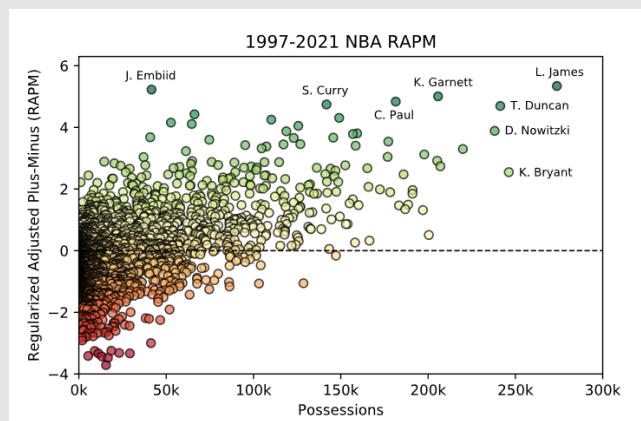
Imaginemos ahora que ese mismo jugador suele compartir minutos con cuatro titulares de alto rendimiento. Cuando juega con ellos, el equipo mantiene diferenciales positivos. Sin embargo, cuando descansa y entran los suplentes, el rendimiento cae.

El modelo APM toma múltiples tramos de partido como observaciones y utiliza regresión para separar estadísticamente los efectos individuales. Si, tras controlar por la presencia de los otros cuatro titulares y por los rivales enfrentados, el modelo estima que la contribución independiente del jugador equivale a +1.5 puntos por 100 posesiones, esa sería su estimación ajustada.

Aquí el valor ya no es el diferencial bruto observado, sino el impacto estimado una vez descontada la influencia sistemática de compañeros y oponentes.

Este enfoque permite aproximarse a una estimación del impacto individual independiente del quinteto específico con el que se comparten minutos. No obstante, el APM clásico enfrenta un problema estructural importante derivado de la alta colinealidad entre variables. En baloncesto, los jugadores comparten gran cantidad de minutos con combinaciones relativamente estables de compañeros, lo que genera correlaciones elevadas entre sus variables explicativas. Esta colinealidad puede producir estimaciones inestables y coeficientes de gran magnitud que varían significativamente ante pequeñas modificaciones en los datos.

Para mitigar este problema se introdujo la regularización mediante *ridge regression*, dando lugar al denominado *Regularized Adjusted Plus-Minus*, o RAPM. La regularización es una técnica estadística que modifica la función objetivo de la regresión añadiendo un término de penalización asociado al tamaño de los coeficientes estimados. En el caso de la *ridge regression*, la penalización se basa en la suma de los cuadrados de los coeficientes. Este procedimiento no elimina variables, pero reduce la magnitud de los coeficientes cuando existe colinealidad, estabilizando las estimaciones y disminuyendo la varianza del modelo.



Ejemplo de Regularized Adjusted Plus-Minus (RAPM con ridge regression)

En el caso anterior, puede ocurrir que dos jugadores hayan compartido casi todos sus minutos juntos. Esto genera colinealidad, ya que el modelo tiene dificultad para separar qué parte del impacto corresponde a cada uno.

Si se aplica APM sin regularización, el modelo podría asignar a uno un valor extremadamente alto y al otro extremadamente bajo debido a pequeñas fluctuaciones en los datos.

La ridge regression introduce una penalización que reduce la magnitud de los coeficientes para estabilizarlos. Tras aplicar regularización, el modelo podría estimar que ambos jugadores aportan aproximadamente +1.2 puntos por 100 posesiones cada uno, en lugar de producir valores extremos e inestables.

El resultado es menos volátil y más robusto frente a variaciones pequeñas en la muestra, aunque ligeramente más conservador.

Desde un punto de vista metodológico, la regularización introduce un sesgo controlado con el objetivo de reducir la variabilidad de las estimaciones. Este intercambio entre sesgo y varianza se considera aceptable en contextos aplicados donde la estabilidad y la capacidad predictiva fuera de muestra son prioritarias. En el ámbito del análisis deportivo, el RAPM ha mostrado mayor consistencia intertemporal que el APM clásico, especialmente cuando se utilizan datos de múltiples temporadas.

Estas métricas se emplean principalmente en entornos de análisis avanzado, como departamentos de analítica de franquicias profesionales, estudios académicos o plataformas especializadas. Su principal aportación consiste en proporcionar una estimación del impacto global del jugador en el marcador ajustada por contexto competitivo. A diferencia de las métricas basadas en *box score*, que describen producción estadística individual, los modelos de *adjusted plus-minus* intentan aproximar el efecto agregado sobre el rendimiento colectivo.

No obstante, es importante señalar que estas métricas no explican los mecanismos tácticos que generan el impacto estimado. Ofrecen una cuantificación del efecto, pero no identifican necesariamente qué comportamientos específicos lo producen. Además, su interpretación requiere muestras amplias para alcanzar niveles adecuados de estabilidad, y sus resultados deben contextualizarse dentro de las limitaciones inherentes a los modelos de inferencia estadística.

En síntesis, las métricas basadas en *plus-minus* y sus variantes regularizadas representan un avance metodológico relevante al desplazar el foco desde la acumulación de acciones individuales hacia la estimación del impacto colectivo ajustado por contexto. Su valor reside en la capacidad de aproximar contribuciones globales en términos de diferencial de puntos, aunque su utilidad analítica depende de una comprensión clara de sus supuestos, limitaciones y alcance interpretativo.

POR QUÉ LAS MÉTRICAS TRADICIONALES FALLAN ESPECIALMENTE CON EL ROL

Una misma cifra puede adquirir significados distintos, e incluso contradictorios, en función del rol que desempeña el jugador dentro del sistema. El número, en sí mismo, no es autosuficiente. Por ejemplo, un base con un volumen elevado de asistencias puede estar ejecutando adecuadamente su función de generador primario o, por el contrario, puede estar concentrando en exceso la posesión y reduciendo la fluidez ofensiva. Del mismo modo, un alero con bajo registro de asistencias puede limitarse a finalizar acciones diseñadas por otros o puede estar participando de manera decisiva en la creación de ventajas a través de pases intermedios, ocupación de espacios o movimientos que fuerzan rotaciones defensivas sin quedar reflejados en la estadística final. Un pívot con escasa producción anotadora puede estar realizando tareas estructurales como bloqueos indirectos, sellados o atracción de ayudas que incrementan la eficiencia colectiva sin traducirse en puntos propios. En estos casos, el box score carece de un lenguaje adecuado para describir el valor real de la contribución.

El concepto de rol no debe entenderse como una etiqueta formal vinculada a la posición tradicional, sino como un conjunto de responsabilidades funcionales dentro de un sistema táctico. Un jugador puede actuar como creador primario, iniciando acciones desde el bote; como creador secundario, tomando decisiones en situaciones de ventaja previa; como finalizador de ventajas generadas por otros; como espaciador que condiciona la geometría defensiva; como bloqueador que libera líneas de penetración; como reboteador especializado en segundas oportunidades; o como defensor con tareas específicas, ya sea en el punto de ataque, en ayudas o en protección del aro. Cada una de estas funciones requiere indicadores distintos para ser evaluada con coherencia.

El problema surge cuando se aplican métricas homogéneas a perfiles heterogéneos. Las estadísticas tradicionales tienden a priorizar acciones directamente contabilizables y, por tanto, visibles en el marcador. Sin embargo, muchas de las tareas que sostienen el funcionamiento colectivo no se traducen en eventos discretos fácilmente atribuibles. La ocupación adecuada del espacio, la sincronización en una rotación defensiva o la amenaza constante sin balón pueden alterar significativamente la expectativa de puntos sin generar un registro explícito en la hoja estadística. Cuando el análisis no incorpora esta dimensión funcional, el valor del jugador queda reducido a aquello que puede contarse con facilidad.

Ignorar el rol implica comparar desempeños bajo criterios que no reflejan las responsabilidades asignadas. Desde el punto de vista metodológico, esto introduce un sesgo de evaluación, ya que se valoran con mayor peso aquellas funciones que producen eventos cuantificables y se infravaloran las que operan a través de efectos indirectos. El resultado puede ser una distorsión en la percepción del rendimiento individual, tanto en sentido positivo como negativo. Se producen fichajes que prometen impacto sobre el papel pero no encajan en el sistema, y se desestiman perfiles cuyo valor depende precisamente de su ajuste funcional al colectivo.

En este contexto, el dato tradicional no solo resulta incompleto, sino potencialmente engañoso si se interpreta fuera del marco del rol. Evaluar con rigor exige identificar primero la función que el jugador desempeña y, a partir de ahí, seleccionar variables coherentes con dicha función. Sin esta contextualización, la cifra pierde significado analítico y se convierte en una medida desalineada con la realidad táctica del juego.

Tabla de variables y métricas en baloncesto

Variable / Métrica	Qué mide	Validación	Diferencias estructurales relevantes
MIN	Minutos jugados	FIBA&NBA	Diferencias menores en formato de tiempo (FIBA 10 min por cuarto vs NBA 12)
PTS	Puntos anotados	FIBA&NBA	Sin diferencias estructurales
FGM / FGA	Tiros de campo anotados e intentados	FIBA&NBA	Sin diferencias relevantes
FG%	% tiro de campo	FIBA&NBA	Igual fórmula
2PM / 2PA	Tiros de 2 convertidos e intentados	FIBA&NBA	Igual definición
3PM / 3PA	Triples convertidos e intentados	FIBA&NBA	Línea de triple diferente según competición
FTM / FTA	Tiros libres anotados e intentados	FIBA&NBA	Sin diferencias relevantes
ORB	Rebotes ofensivos	FIBA&NBA	Criterios de asignación pueden variar levemente
DRB	Rebotes defensivos	FIBA&NBA	Igual estructura, interpretación puede variar
TRB	Rebotes totales	FIBA&NBA	Derivada ORB + DRB
AST	Pase que conduce directamente a canasta	FIBA&NBA	Alta subjetividad en criterio de concesión
STL	Robo	FIBA&NBA	Interpretación puede variar según anotador
BLK	Tapón	FIBA&NBA	Diferencias en asignación de tapón limpio vs desvío
TOV	Pérdidas	FIBA&NBA	Clasificación de pérdida forzada o no forzada puede variar
PF	Faltas cometidas	FIBA&NBA	Reglas ligeramente distintas en interpretación de contactos
FD	Faltas recibidas	FIBA&NBA	NBA lo incluye más sistemáticamente en tracking
+/-	Diferencia de puntos con jugador en pista	FIBA&NBA	NBA lo usa más intensivamente
PIR	Índice agregado box score	FIBA	Oficial en competiciones FIBA
EFF (NBA Efficiency)	Índice agregado simple box score	Ninguna	No es métrica oficial reglamentaria NBA
Usage Rate	% posesiones usadas por jugador	Ninguna	Fórmulas pueden variar según proveedor
True Shooting %	Eficiencia ponderada de tiro	Ninguna	Incluye triples y TL, denominador puede variar
eFG%	% tiro ajustado por valor triple	Ninguna	Fórmula estándar pero no oficial
Offensive Rating	Puntos generados por 100 posesiones	Ninguna	Diferencias en estimación de posesiones
Defensive Rating	Puntos concedidos por 100 posesiones	Ninguna	Difícil atribución individual
PER	Player Efficiency Rating	Ninguna	Basado en box score ponderado, sesgo ofensivo
BPM	Box Plus Minus	Ninguna	Modelo box score ajustado
VORP	Valor sobre jugador reemplazo	Ninguna	Derivado de BPM
RAPM	Regularized Adjusted Plus Minus	Ninguna	Requiere multitemporada para estabilidad
RPM	Real Plus Minus	Ninguna	Modelo propietario
EPM	Estimated Plus Minus	Ninguna	Modelo híbrido propietario
LEBRON	Métrica híbrida impacto	Ninguna	Modelo propietario con box score y plus minus
WAR	Wins Above Replacement	Ninguna	Conversión impacto a victorias estimadas
EPV	Expected Possession Value	Ninguna	Basado en tracking espaciotemporal
Shot Quality	Calidad estimada del tiro	Ninguna	Depende de modelo y tracking
Gravity	Impacto espacial sin balón	Ninguna	Variable inferida, no estandarizada
Contested Shot %	% tiros con defensor cercano	Ninguna	Umbral de distancia variable
Defensive Field Goal %	% permitido como defensor primario	Ninguna	Dificultad de asignación primaria
Screen Assists	Bloqueos que generan tiro	NBA (tracking)	No forma parte del box score FIBA estándar
Hockey Assist	Pase previo a asistencia	Ninguna	No oficial
Points per Possession	Puntos por posesión	Ninguna	Cálculo depende de estimación posesiones
Pace	Ritmo de juego	Ninguna	Diferencias por duración de cuarto
Lineup Net Rating	Impacto por quinteto	Ninguna	Alta dependencia muestral
Clutch Rating	Impacto en minutos finales	Ninguna	Definición de clutch variable

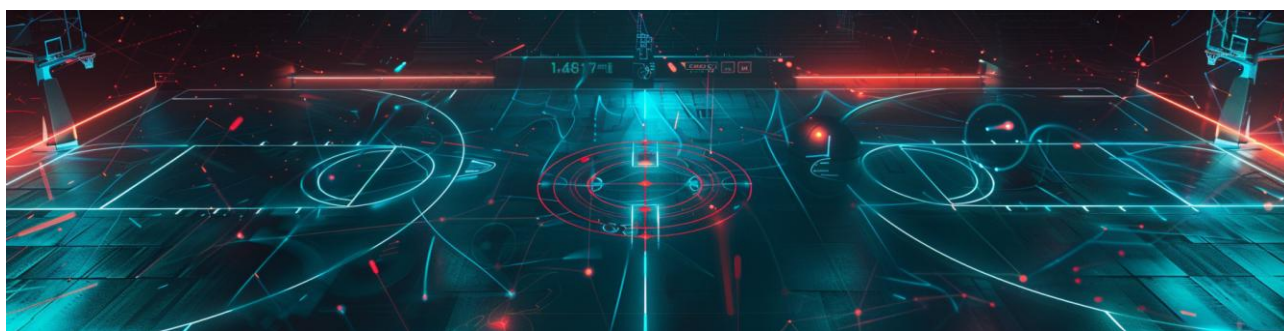
Observaciones estructurales importantes:

1. El núcleo oficial FIBA y NBA es casi idéntico en eventos básicos.
2. FIBA institucionaliza PIR como índice agregado oficial.
3. NBA no reconoce oficialmente PER, BPM, RAPM, etc.
4. Las métricas avanzadas no están reguladas por reglamento.
5. Las métricas basadas en tracking no están normalizadas internacionalmente.
6. Las métricas híbridas suelen ser propietarias y no auditables.
7. La mayoría de métricas avanzadas dependen indirectamente del box score, heredando sus sesgos.

HACIA UN MARCO IDEAL DE ANÁLISIS DESDE CERO

Si se quisiera hacer ciencia de datos en baloncesto desde cero, con la seriedad de un trabajo casi académico y la cercanía de alguien que ha visto partidos de verdad, el marco debería partir de una decisión fundamental, la de definir qué consideramos evidencia y cómo gestionamos el error.

El marco ideal no empieza con métricas, empieza con un pipeline de medición.



En primer lugar, hay que reconocer que existen al menos tres capas de datos. La capa de eventos manuales, como *box score* y *play-by-play*. La capa de *tracking*, que registra posiciones y movimientos. Y la capa de contexto, que incluye alineaciones, emparejamientos, instrucciones tácticas cuando se puedan inferir y estado del partido. Cada capa tiene errores distintos y, en lugar de ocultarlos, hay que modelarlos.

En evaluación científica aplicada, el error de medida rara vez proviene de una sola fuente, sino de facetas múltiples como observador, ocasión y contexto, lo que obliga a diseñar mediciones que permitan estimar y acotar esas fuentes de variación (Cronbach, Gleser, Nanda, & Rajaratnam, 1972).

En segundo lugar, el marco ideal exige un glosario de definiciones estable. Si una métrica depende de criterio humano, hay que declarar el criterio, entrenar el criterio, auditar la consistencia y, si es posible, cuantificar la variación. La existencia de manuales estrictos en ámbitos como FIBA puede servir como base metodológica para este tipo de estandarización, precisamente porque su intención es reducir inconsistencias en categorías propensas a la interpretación.

En tercer lugar, el marco ideal separa descripción, explicación y predicción. Una métrica descriptiva dice qué pasó mientras que una métrica explicativa intenta atribuir mecanismos y una métrica predictiva intenta anticipar lo que pasará. Confundirlas es una de las fuentes más comunes de mala práctica. El hecho de que algo correlacione con victorias no significa que sea la causa útil para entrenar. Correlación no es causalidad como tampoco causalidad es lo mismo que casualidad. Del mismo modo, el hecho de que algo explique el pasado no significa que generalice al futuro.

En cuarto lugar, el marco ideal define unidades de análisis coherentes con el juego. El partido es demasiado grande y mezcla contextos. El jugador por partido es demasiado burdo. La posesión es una unidad natural, pero incluso la posesión contiene microestados. Por eso los modelos modernos basados en *tracking* trabajan con estados en tiempo real y transiciones, como en el enfoque del valor esperado de posesión. Esta es una forma de aproximarse a la realidad dinámica del juego sin reducirlo todo a un conteo final.



En quinto y último lugar, el marco ideal asume que el rendimiento es una interacción y, por tanto, debe capturar complementariedades. No solo cuánto vale un jugador en abstracto, sino en qué combinaciones brilla o se apaga. El baloncesto es coordinación y el valor no es lineal.

Una vez establecida la medición, el análisis ideal necesita un criterio de valoración. La tentación habitual es usar puntos como verdad última, pero el baloncesto, de nuevo, es un sistema donde muchas acciones valiosas no se traducen en puntos inmediatos, sino en cambios de estado que elevan la expectativa de puntos.

El concepto operativo más útil es el de valor esperado condicional. Dado un estado del juego, entendido como posiciones, velocidades, tiempo en reloj, marcadores y, quizás, identidad de jugadores, qué expectativa de puntos tiene el ataque antes de que el jugador actúe y después de que actúe, la diferencia es una medida del valor de esa acción. Este tipo de idea se formaliza en marcos como el valor esperado de posesión, que intenta estimar la expectativa en tiempo real y, por tanto, valorar decisiones como pasar, botar, tirar o cortar en función de su contribución al valor esperado.

Un modelo así no es perfecto, pero corrige varios vicios de la estadística clásica.

Por un lado, premia la buena decisión, aunque el tiro se falle, porque la acción elevó la probabilidad de un buen tiro. Por otro, penaliza la mala decisión, aunque entre, porque la acción redujo la expectativa, a pesar de que la varianza la salvara. Y, finalmente, permite valorar acciones sin balón, porque una ocupación correcta del espacio puede elevar el valor esperado al estirar una ayuda o abrir un carril.

El gran reto es la interpretabilidad. Un modelo puede estimar valores, pero un equipo necesita entender qué comportamientos concretos debe entrenar. Por eso el marco ideal debe traducir los resultados del modelo a variables tácticas interpretables, como creación de ventajas, amplitud efectiva de *spacing*, calidad de bloqueos o disciplina de ayudas defensivas. Ahí es donde la ciencia de datos se vuelve herramienta de entrenamiento y no solo de comparación.

VARIABLES IMPORTANTES POR ROL CUANDO EL OBJETIVO ES MEDIR BALONCESTO, NO EGO

El primer paso clave para medir adecuadamente es aceptar que el rol no es fijo, que cambia con el quinteto y con el rival. Por eso conviene pensar en roles funcionales como distribuciones de tareas y no como posiciones tradicionales. Un mismo jugador puede actuar como creador primario en una unidad y como finalizador en otra.

En un marco ideal, la asignación de rol debería inferirse de patrones observables, como el uso de posesión, la localización de toques, la frecuencia de bloqueos directos iniciados, la frecuencia de cortes, la frecuencia de tiros tras bote, la frecuencia de tiros tras recepción y las responsabilidades defensivas inferidas por emparejamientos. El objetivo es detectar el tipo de rol asumido por el jugador.

Y una vez detectado, la evaluación debe centrarse en variables que capturen la calidad de ejecución del rol.

Para un creador primario, lo crucial no es solo sumar asistencias, lo crucial es la capacidad de generar ventajas sostenibles sin convertir el ataque en una ruleta de pérdidas. Importan la calidad de las ventajas creadas, medida como aumento del valor esperado tras su acción. Importa la capacidad de atraer dos defensores y soltar el balón en el momento correcto. Importa la lectura de ayudas y la habilidad de castigar rotaciones. Importa también la gestión del riesgo, que se puede medir como relación entre valor generado y probabilidad de pérdida, teniendo en cuenta el contexto defensivo.

Para un creador secundario, que vive de atacar ventajas ya abiertas y de tomar decisiones en movimiento, importan variables diferentes. Importa el tiempo de decisión tras recibir, porque el segundo creador mata ataques si retiene el balón. Importa la capacidad de atacar closeouts sin perder control. Importa el pase extra, esa acción poco glamourosa que suele elevar la calidad del tiro final. En tracking se puede observar el cambio de estado que produce ese pase, no solo si terminó en asistencia. Importa también su flexibilidad para alternar entre terminar y conectar, y su eficiencia al hacerlo sin monopolizar.

Para un finalizador de ventajas, el jugador que vive de tiros tras recepción, cortes y transiciones, importan variables ligadas a selección de tiro, calidad de tiro y adaptación al defensor. Aquí la estadística tradicional se queda corta porque solo ve porcentajes. Pero con tracking se puede medir la separación al tirar, el tiempo de preparación, la consistencia de la mecánica bajo contestación, y algo central. La gravedad. Ese efecto por el cual un tirador, aunque no tire, altera la posición del defensor y, por tanto, el espacio disponible para otros. Medir gravedad es difícil, pero se puede aproximar observando cómo cambia la distancia de los defensores y las ayudas cuando el jugador ocupa ciertos puntos del campo. Este tipo de fenómeno es un ejemplo perfecto de por qué el box score no entiende el baloncesto de sistemas.

Para un espaciador interior, como un pívot que abre la pista o un cuatro que amenaza desde fuera, no basta con medir su porcentaje de triple. Importa su disposición a tirar, la rapidez con la que ejecuta tras recepción, y la credibilidad percibida por la defensa. Dos jugadores con el mismo porcentaje pueden generar impactos distintos si uno tira sin dudar y el otro amaga y permite la recuperación. Esa diferencia no siempre aparece en el box score, pero sí aparece en el comportamiento defensivo y en el valor esperado de las posesiones.

Para un bloqueador y generador de pantallas, el rol que muchos sistemas usan como motor silencioso, importan variables casi invisibles para la estadística tradicional. La calidad del contacto en el bloqueo, la orientación del bloqueo, la sincronización con el balón, la capacidad de re bloquear, la lectura del ángulo del defensor, y la eficacia del short roll para convertir ventaja en pase o en finalización. También importan las faltas provocadas indirectamente, esas que nacen de un bloqueo bien puesto que obliga a agarrar. El tracking puede capturar trayectorias y tiempos, y el análisis de vídeo etiquetado puede complementar con calidad técnica del bloqueo. La clave es no reducirlo a bloqueos directos contados como si fueran rebotes. Aquí un marco ideal combina datos y observación estructurada.

Para un reboteador de élite, sobre todo ofensivo, el valor no es el rebote en sí, sino la generación de segundas oportunidades y la imposición física que altera la selección de tiro del rival por temor a conceder rebote. Importan la tasa de rebotes disponibles capturados, pero también la habilidad de sellar, de anticipar trayectorias y de ganar posición antes de que el balón salga. Con tracking se puede inferir posicionamiento previo al tiro, no solo el resultado final.

En defensa, para un defensor de punto de ataque, el rol de presionar al manejador y contener el primer paso, importan variables como la capacidad de mantener el balón en un lado, de navegar bloqueos sin generar ventajas, de evitar que el manejador llegue a sus zonas preferidas, y de reducir la expectativa de puntos del rival en acciones directas. Las métricas defensivas basadas solo en robos o tapones son caricaturas para este rol. Este tipo de defensa es más de fricción que de highlights. Si un buen defensor obliga a un manejador a soltar el balón pronto, no aparece en el box score. Pero sí puede reflejarse en cambios del valor esperado, en reducción de penetraciones profundas, y en calidad de tiro concedida. Precisamente por eso se han propuesto enfoques más avanzados para medir defensa con tracking, conscientes de que los conteos tradicionales no capturan el mecanismo.

Para un defensor de ayudas, el rol que sostiene esquemas complejos, importan variables de disciplina táctica. Estar en el sitio correcto en el momento correcto. Llegar a la ayuda sin regalar la esquina. Recuperar con ángulo. Comunicarse. Rotar con timing. Cerrar el rebote tras la ayuda. Muchas de estas cosas se pueden aproximar con tracking mediante distancias a asignaciones, tiempos de rotación y cobertura de espacios, pero siempre conviene combinar con etiquetado de vídeo para saber si la decisión fue correcta según el plan del equipo. El marco ideal asume esa realidad. La defensa no se mide solo con datos. Se mide con datos más contexto táctico.



Para un protector del aro, el rol de pivot defensivo, importa mucho menos el tapón que el cambio de comportamiento del rival. Un buen protector reduce intentos en el aro y fuerza flotadoras o pases extra. Importa la defensa del aro medida como eficiencia del rival en presencia del protector, pero con la cautela de que asignar responsabilidad defensiva es difícil. Importa también su capacidad de contener en pick and roll, de decidir entre drop y show, y de recuperar. La tentación es usar tapones como señal, pero los tapones son también un evento que puede llevar sesgo y además premia el riesgo. Si el protector salta a todo, taponas más y concede más faltas o segundas opciones. Por eso el modelo debe valorar el resultado global de la posesión, no solo el highlight.

Todo este enfoque tiene un resultado práctico muy claro. La evaluación por rol debe producir perfiles accionables y no basta con decir que alguien está por encima de la media, hay que decir en qué tareas, con qué condiciones y con qué tipo de compañeros. Un modelo de impacto general puede convivir con un modelo de habilidades por rol, pero no deben confundirse. El primero ayuda a asignar valor global, mientras que el segundo ayuda a construir equipo y a entrenar.

La auditoría como requisito, no como lujo

Pero un marco ideal requiere algo que en el mercado de estadísticas se trata como accesorio, la auditoría. Si el dato viene de anotación humana, hay que medir fiabilidad inter anotador, si el dato viene de tracking, hay que medir error posicional y frecuencia de oclusiones y si una métrica es inferida, hay que documentar modelo, supuestos, variables usadas y sensibilidad.

En el ámbito académico, la transparencia es obligatoria porque de lo contrario no hay ciencia replicable, pero en el ámbito deportivo, la opacidad se justifica a veces por ventaja competitiva. Eso es razonable en la frontera, pero no debería aplicarse a métricas que se usan públicamente para juzgar jugadores. La opacidad pública tiene un coste cultural, convirtiendo el debate en religión.

La propia existencia de trabajos que corrigen sesgo de anotador y que lo cuantifican con modelos, como los que mencionamos antes, es un argumento a favor de la auditoría. Si el sesgo se puede estimar, entonces se debe estimar, al menos como control de calidad.

QUÉ APORTA REALMENTE EL DATA SCIENCE CUANDO SE HACE BIEN

Cuando se aplica con rigor metodológico, el *data science* no es simplemente una acumulación de métricas sofisticadas ni una herramienta para producir rankings llamativos. Es, ante todo, una forma de estructurar el pensamiento sobre el rendimiento. Permite trabajar con volúmenes de información que superan la capacidad de procesamiento intuitivo del observador humano, por experto que sea, y hacerlo de manera sistemática. Donde el ojo percibe tendencias, el análisis cuantitativo puede medir su frecuencia, su magnitud y su estabilidad a lo largo del tiempo.

Una de sus aportaciones centrales es la detección de patrones consistentes en grandes conjuntos de datos. El baloncesto está lleno de microeventos que, aislados, parecen irrelevantes, pero que, acumulados a lo largo de miles de posesiones, revelan regularidades. El *data science* permite identificar esos efectos pequeños pero persistentes, distinguir entre fluctuaciones coyunturales y señales estructurales, y estimar la probabilidad de que un patrón observado se mantenga fuera de la muestra analizada. Esta capacidad es especialmente relevante en un deporte donde la varianza puntual puede inducir interpretaciones erróneas.

Otra contribución relevante es la diferenciación entre correlación espuria y relación estable. No todo lo que coincide con la victoria la explica, ni todo lo que se asocia a una racha positiva es necesariamente causal. Los modelos estadísticos, cuando se diseñan adecuadamente, ayudan a controlar variables de confusión, a ajustar por contexto y a evitar inferencias precipitadas. En ese sentido, el *data science* no sustituye el juicio técnico, pero puede actuar como mecanismo de contraste frente a intuiciones no verificadas.

Asimismo, ofrece la posibilidad de personalizar el desarrollo del jugador con un nivel de especificidad difícilmente alcanzable mediante observación global. El análisis detallado de tendencias individuales, eficiencia en determinadas zonas del campo, toma de decisiones bajo presión o impacto defensivo en configuraciones concretas permite proporcionar retroalimentación ajustada a comportamientos concretos. Esta dimensión aplicada convierte la analítica en una herramienta potencialmente formativa, más allá de su función evaluativa.

Un aspecto menos visible, pero igualmente relevante, es la incorporación explícita de la incertidumbre en el análisis. Un modelo bien construido no presenta resultados como verdades absolutas, sino como estimaciones acompañadas de intervalos de confianza, medidas de variabilidad y análisis de estabilidad intertemporal. Esta explicitación de la incertidumbre introduce un componente de prudencia que rara vez está presente en juicios exclusivamente cualitativos. Cuando el *data science* se presenta como certeza incuestionable, suele estar simplificando en exceso. Cuando se utiliza para acotar márgenes de error y reducir riesgo en la toma de decisiones, se aproxima más a su potencial real.

Además, la integración de datos de *tracking* y modelos basados en valor esperado ha ampliado el campo de lo medible hacia dimensiones tradicionalmente invisibles. Se pueden aproximar contribuciones defensivas que no generan eventos contables, valorar la ocupación del espacio sin balón o estimar el impacto de determinadas rotaciones en la expectativa ofensiva del rival. Esta ampliación del foco permite reconocer valor en perfiles que, bajo métricas convencionales, quedarían subestimados, especialmente en roles defensivos o de apoyo estructural.

No obstante, estas aportaciones dependen de una secuencia metodológica coherente. El proceso comienza con una medición de calidad, continúa con definiciones operativas claras, se desarrolla mediante modelos contruidos con un propósito explícito y se interpreta teniendo en cuenta rol, contexto y limitaciones del dato.

Finalmente, requiere validación cruzada con análisis de vídeo, contraste con estabilidad temporal y evaluación en diferentes entornos competitivos. Alterar este orden debilita el resultado. Cuando se parte de un ranking y se buscan argumentos para sostenerlo, el análisis pierde su carácter exploratorio y se convierte en un ejercicio de confirmación.

El *data science* aplicado al baloncesto aporta, en última instancia, una estructura para pensar mejor el juego, siempre que se utilice como instrumento de reducción de error y no como mecanismo de legitimación de decisiones previas. Su valor no reside en reemplazar la experiencia, sino en complementarla con evidencia cuantificada y en hacer explícitos los supuestos bajo los cuales se formulan las conclusiones.

El peligro cultural, usar números para tener razón en vez de para entender

En muchos entornos el número se usa como arma retórica y no como instrumento de aprendizaje. Se elige una métrica que favorece una tesis previa y se proclama como objetividad. La discusión se desplaza del juego a la tabla y el problema es que muchas tablas no están contruidas sobre un suelo completamente sólido. Este fenómeno tiene una perversión adicional y desincentiva lo que de verdad importa en baloncesto.

Si premiamos en evaluación solo lo que cuenta el *box score*, educamos a los jugadores a perseguir eventos contables, aunque dañen el sistema. Si premiamos solo el volumen, incentivamos el volumen. Si castigamos la pérdida sin contexto, incentivamos el pase conservador y se reduce creatividad. Si premiamos el tapón, incentivamos saltar a destiempo.

Ningún marco de análisis es neutral, sino que moldea el comportamiento.

Por eso un enfoque serio debe ser también ético en el sentido deportivo, es decir, debe medir de manera que alinee incentivos con buen baloncesto, entendido como decisiones que elevan el valor esperado del equipo, no como acumulación de estadísticas individuales.

CONCLUSIÓN

El problema no está en las estadísticas, sino en el acto de convertir juego en dato sin preguntarnos qué se pierde por el camino. Cuando una variable nace de una interpretación humana en tiempo real, como sucede con asistencias o tapones, el registro no es un reflejo neutro del partido, es una traducción y toda traducción introduce variación. A veces variación aleatoria, a veces variación sistemática, pero, en términos de calidad de investigación, eso afecta a la fiabilidad de la medida y también a su validez de constructo, porque ya no estamos seguros de que la cifra represente de forma estable el fenómeno que dice representar.

También queda asentado que lo oficial no es sinónimo de científicamente sólido. Lo oficial garantiza que el dato existe dentro de un procedimiento autorizado, no que el procedimiento sea consistente entre contextos, ni que esté libre de sesgos. La evidencia empírica disponible apunta a que existen diferencias atribuibles al anotador y al pabellón en estadísticas particularmente interpretativas y que esas diferencias pueden ser lo bastante sistemáticas como para exigir corrección. Si hay que ajustar el box score para poder compararlo, entonces el box score no puede seguir ocupando el lugar de terreno firme sobre el que construimos análisis, narrativas y contratos. Es una capa más del sistema, con su error, con su estilo y con su propia sombra.

Otra implicación importante es que la disparidad entre métricas “idénticas” según la fuente no es un detalle de frikis, sino que es el síntoma visible de un problema metodológico. Cuando cambian definiciones, normalizaciones, estimaciones de posesiones o reglas de imputación de datos perdidos, se cambian los resultados, aunque la etiqueta de la métrica sea la misma. Eso, desde la perspectiva de científico, no es aceptable si lo que pretendemos es comparar o explicar.

La comparación exige reproducibilidad y la reproducibilidad exige transparencia suficiente como para auditar supuestos. Cuando una métrica es una caja negra, puede ser útil dentro de una organización, pero pierde rigor como evidencia contrastable usada para justificar decisiones con impacto real, especialmente si se pretende debatir públicamente como si fuera un hecho.

El salto cualitativo aparece cuando se deja de describir el baloncesto como una colección de eventos y se empieza a modelar como un proceso espaciotemporal. El tracking no es magia, pero sí cambia el tipo de pregunta que podemos responder. Ya no dependemos solo de la etiqueta final, podemos aproximar estados del juego y podemos hablar de ventajas creadas, de calidad del tiro en contexto, de gravedad sin balón, de rotaciones defensivas que ocurren, aunque nadie las anote. Este cambio abre la puerta a un análisis más cercano a criterios científicos, porque permite separar mejor la decisión del resultado y porque el dato base se parece más a una medición continua que a una interpretación discreta.

Los modelos de valor esperado van en esa dirección y, con todas sus limitaciones, representan una aproximación más coherente con la naturaleza del juego que la suma de eventos contables.

Y por encima de todo queda una idea que conviene decir sin miedo y que conforma la piedra angular del argumento central de este estudio: evaluar a un jugador sin rol es confundir el mapa con el territorio. El baloncesto no es un catálogo de acciones individuales sino un sistema de interacción y la misma cifra puede significar cosas distintas según función táctica, esquema, compañeros y rival.

Por todo ello, la evaluación moderna, si pretende ser defendible, debe incorporar rol y contexto como parte del diseño y debe distinguir entre descripción, explicación y predicción, debe complementar métricas de impacto con perfiles accionables por rol, debe reconocer complementariedades, límites de inferencia y riesgos de sobreinterpretación y debe hacer lo que el mercado del dato suele evitar porque es incómodo, auditar, documentar y mostrar incertidumbre.

Porque cuando no se enseña la incertidumbre, lo que se vende no es ciencia, es fe con gráficos bonitos.

REFERENCIAS

- Cervone, D., D'Amour, A., Bornn, L., & Goldsberry, K. (2016). A multiresolution stochastic process model for predicting basketball possession outcomes. *Journal of the American Statistical Association*, 111(514), 585–599. <https://doi.org/10.1080/01621459.2015.1108174>
- Cronbach, L. J., Gleser, G. C., Nanda, H., & Rajaratnam, N. (1972). *The dependability of behavioral measurements: Theory of generalizability for scores and profiles*. John Wiley & Sons.
- Deshpande, S. K., & Jensen, S. T. (2016). Estimating an NBA player's impact on his team's chances of winning. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 12(2), 51–72. <https://doi.org/10.1515/jqas-2015-0027>
- Drost, E. A. (2011). Validity and reliability in social science research. *Education Research and Perspectives*, 38(1), 105–123. <https://www.erpjournals.net/wp-content/uploads/2020/02/ERP38-1.-Drost-E.-2011.-Validity-and-Reliability-in-Social-Science-Research.pdf>
- Fédération Internationale de Basketball. (2024). *FIBA statisticians' manual 2024 (Version 1.0)*. <https://assets.fiba.basketball/image/upload/documents-corporate-fiba-statisticians-manual-2024.pdf>
- Franks, A., Miller, A., Bornn, L., & Goldsberry, K. (2015). Characterizing the spatial structure of defensive skill in professional basketball. *The Annals of Applied Statistics*, 9(1), 94–121. <https://doi.org/10.1214/14-AOAS799>
- Ghimire, S., Ehrlich, J. A., & Sanders, S. D. (2020). Measuring individual worker output in a complementary team setting: Does regularized adjusted plus minus isolate individual NBA player contributions? *PLOS ONE*, 15(8), e0237920. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237920>
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics*, 12(1), 55–67. <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>
- Hvattum, L. M. (2019). A comprehensive review of plus-minus ratings for evaluating individual players in team sports. *International Journal of Computer Science in Sport*, 18(1), 1–23. <https://doi.org/10.2478/ijcss-2019-0001>

- National Basketball Association. (2013, September 5). NBA expands partnership with STATS LLC to unveil player tracking technology in every NBA arena [Press release]. <https://pr.nba.com/nba-stats-llc-partnership/>
- National Basketball Association. (2016, January 19). STATS LLC and NBA to make STATS SportVU player tracking data available to teams, media and fans [Press release]. <https://pr.nba.com/stats-llc-nba-sportvu-player-tracking-data/>
- Pelechrinis, K., & Winston, W. L. (2020). The plus-minus statistic and the evaluation of NBA players. *PLoS ONE*, 15(8), e0237920. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237920>
- Second Spectrum. (s.f.). Player tracking and analytics technology in professional basketball. <https://www.secondspectrum.com>
- Sill, J. (2010, March 6). Improved NBA adjusted +/- using regularization and out-of-sample testing. In Proceedings of the MIT Sloan Sports Analytics Conference. <https://www.sloansportsconference.com/research-papers/improved-nba-adjusted-using-regularization-and-out-of-sample-testing>
- van Bommel, M., & Bornn, L. (2016). Adjusting for scorekeeper bias in NBA box scores (arXiv:1602.08754). arXiv. <https://arxiv.org/abs/1602.08754>
- van Bommel, M., & Bornn, L. (2017). Adjusting for scorekeeper bias in NBA box scores. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 13(3), 119–133. <https://doi.org/10.1515/jqas-2016-0075>

INTRODUCCIÓN	2
EL DATO NO ES EL JUEGO, ES UNA TRADUCCIÓN DEL JUEGO.....	3
SESGO DEL ANOTADOR Y EL ESPEJISMO DEL DATO OFICIAL.....	6
POR QUÉ LAS MÉTRICAS CAMBIAN SEGÚN LA FUENTE, AUNQUE TENGAN EL MISMO NOMBRE.....	8
EL SALTO REAL HACIA EL BALONCESTO MEDIBLE EN SERIO	11
DECISIÓN Y AZAR, LA FRONTERA QUE LA ESTADÍSTICA CLÁSICA CONFUNDE	13
EL ERROR CONCEPTUAL QUE LO ESTROPEA TODO CUANDO EVALUAMOS JUGADORES.....	15
POR QUÉ LAS MÉTRICAS TRADICIONALES FALLAN ESPECIALMENTE CON EL ROL	19
HACIA UN MARCO IDEAL DE ANÁLISIS DESDE CERO.....	21
VARIABLES IMPORTANTES POR ROL CUANDO EL OBJETIVO ES MEDIR BALONCESTO, NO EGO.....	23
QUÉ APORTA REALMENTE EL DATA SCIENCE CUANDO SE HACE BIEN.....	26
CONCLUSIÓN	28
REFERENCIAS.....	29

ANÁLISIS DE MODELOS ESTADÍSTICOS EN BALONCESTO

LA CIENCIA DE DATOS EN EL BALONCESTO Y EL ERROR QUE COMETEMOS

© 2026 Sergio Colado García - scolado@nechigroup.com

Uso y difusión del contenido

El presente informe, titulado “*Análisis de modelos estadísticos en baloncesto. La ciencia de datos en el baloncesto y el error que cometemos*”, puede ser compartido, citado y difundido con fines educativos, académicos y de divulgación del conocimiento.

Se invita expresamente a la libre circulación de sus ideas y contenidos, siempre que se respete la autoría intelectual y se cite de forma clara y obligatoria la fuente original, incluyendo el nombre completo del informe y su autor. Cualquier uso total o parcial del presente documento deberá realizarse sin alterar el sentido del análisis ni descontextualizar sus conclusiones.

Citación

Colado García, Sergio (2026). *Análisis de modelos estadísticos en baloncesto. La ciencia de datos en el baloncesto y el error que cometemos*. Disponible en: www.sergiocolado.com

La omisión de esta referencia o la alteración del sentido del contenido no está autorizada.